

引用格式:王尔申,翟秋刚,徐嵩,等.基于改进交互式多模型算法的ADS-B航迹滤波方法研究[J].电光与控制,2019,26(4):71-76. WANG E S, ZHAI Q G, XU S, et al. An ADS-B track filtering method based on improved interactive multi-model algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(4):71-76.

## 基于改进交互式多模型算法的 ADS-B 航迹滤波方法研究

王尔申<sup>1a,1b</sup>, 翟秋刚<sup>1a</sup>, 徐嵩<sup>1a</sup>, 庞涛<sup>1a</sup>, 曲萍萍<sup>1a</sup>, 姜毅<sup>2</sup>

(1. 沈阳航空航天大学, a. 电子信息工程学院; b. 辽宁省通用航空重点实验室, 沈阳 110136;  
2. 大连海事大学水上智能交通行业重点实验室, 辽宁 大连 116026)

**摘要:** 针对广播式自动相关监视(ADS-B)航迹跟踪精度低以及目标跟踪模型与目标运动模型匹配效率低的问题,结合自适应算法对经典交互多模型(IMM)算法的运动模型集进行改进。将经典交互模型(IMM)运动模型集中的匀加速运动(CA)模型,改进为“当前”统计模型(CS)和修正转弯(MCT)模型。利用改进的模型集对目标当前位置、速度和加速度进行滤波估计。并对模型转移概率进行修正,提高IMM算法的自适应能力,实现快速目标跟踪。利用模拟航迹数据及实际设备接收的实测数据对算法进行验证。结果表明:运动模型集改进后的IMM算法滤波结果优于经典IMM算法,跟踪结果稳定,改进的算法可适应复杂的目标航迹实时跟踪。

**关键词:** ADS-B; 航迹滤波; 目标跟踪; 交互多模型(IMM); 自适应滤波

中图分类号: TN967.1 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.04.014

## An ADS-B Track Filtering Method Based on Improved Interactive Multi-model Algorithm

WANG Er-shen<sup>1a,1b</sup>, ZHAI Qiu-gang<sup>1a</sup>, XU Song<sup>1a</sup>, PANG Tao<sup>1a</sup>, QU Ping-ping<sup>1a</sup>, JIANG Yi<sup>2</sup>

(Shenyang Aerospace University, a. School of Electronics and Information Engineering,

b. Liaoning General Aviation Key Laboratory, Shenyang 110136, China; 2. Key Laboratory

of Intelligent Waterway Transport of Ministry of Transport, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

**Abstract:** To solve the problems of low ADS-B trajectory tracking precision and low matching efficiency between the target tracking model and the target motion model, the adaptive algorithm is used to improve the motion model set of the classic IMM algorithm. The uniform accelerated motion (CA) model in the standard IMM motion model set is improved to the “current” statistical (CS) model and the modified turn (MCT) model. The improved model set is used to filter the target’s current position, velocity, and acceleration. The model transition probability is revised, so as to improve the adaptive ability of the IMM algorithm and realize rapid target tracking. The simulated track data and the measured data received by actual equipment are both used to verify the algorithm. The experimental results show that the improved IMM algorithm based on the motion model set has better filtering results than the classic IMM algorithm, and the tracking results are stable, which can adapt to the real-time tracking of complex target tracks.

**Key words:** Automatic Dependent Surveillance-Broadcast (ADS-B); track filtering; target tracking; Interactive Multiple Models (IMM); adaptive filtering

收稿日期:2018-03-26

修回日期:2019-02-26

基金项目:国家自然科学基金(61571309,61101161);中央高校基本科研业务费(3132016317);辽宁“百千万人才工程”;辽宁省教育厅项目(L2014059,L201716);辽宁省高等学校优秀人才支持计划(LR2016069)

作者简介:王尔申(1980—),男,辽宁辽阳人,博士,教授,研究方向为卫星导航、航空电子技术。

## 0 引言

广播式自动相关监视(ADS-B)技术是新一代空中管理系统的关键技术之一,是一种集卫星导航定位技术、地-空、空-空数据链通信技术于一体的新技术。ADS-B航迹是指飞机的运动轨迹,由飞机的机载ADS-B设备报告的点连接而成。数据传输过程中存在不可

避免的误差或干扰,造成信息的不精确或者错误,需要通过滤波方法对数据进行预测和修正,使航迹更加精确。

近年来,在航迹滤波方面的研究有很多,如多模型算法、线性和非线性 Kalman 滤波等。文献[1]采用交互多模型(IMM)算法,实现了对 ADS-B 航迹的滤波仿真实验,但是由于选取的模型集较为基础,精度需要进一步提高;文献[2]提出基于“当前”统计模型的交互式模型算法,目标跟踪的效果较理想,但模型的处理效率不高;文献[3]对传统的转弯模型进行修正,其目标的跟踪效果与精度都高于单模型算法,但其计算量较大,目标跟踪时间受限制。本文在 ADS-B 航迹滤波应用的背景下改进了经典 IMM 算法的运动模型集,得到适应性更强的改进交互式多模型(IMM)算法,较好地改进了以上提到的不足。

## 1 IMM 算法

IMM 算法的原理如图 1 所示。

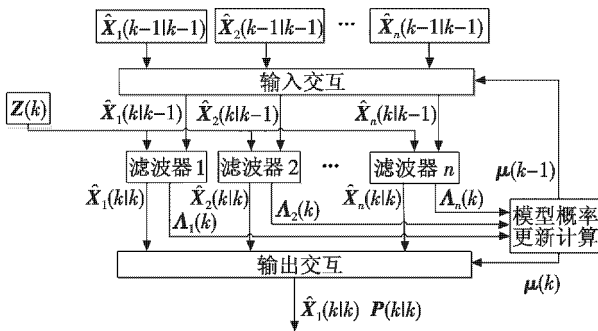


图 1 IMM 算法原理图

Fig. 1 The schematic diagram of IMM algorithm

IMM 算法的基本思想是在每一时刻,假设某个模型在现有时刻有效的条件下,通过混合前一时间所有滤波器的状态估计值来获得与这个特定模型匹配的滤波器的初始条件,然后对每个模型并行实现正规滤波(预测和修正)步骤;最后,以模型匹配似然函数为基础更新模型概率,并组合所有滤波器修正后的状态估计值(加权和)以得到状态估计。下面介绍 IMM 算法的一般步骤<sup>[4]</sup>。

假定目标有  $r$  种运动状态,对应有  $r$  个运动模型(即  $r$  个状态转移方程),设第  $r$  个模型表示的目标状态方程为

$$\mathbf{X}_j(k+1) = \Phi_j(k) \mathbf{X}_j(k) + \mathbf{G}_j(k) \mathbf{W}_j(k) \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{X}_j(k)$  是  $k$  时刻模型  $j$  的系统状态变量;  $\Phi_j(k)$  是  $k$  时刻模型  $j$  的系统状态转移矩阵;  $\mathbf{G}_j(k)$  是  $k$  时刻模型  $j$  的系统噪声转移矩阵;  $\mathbf{W}_j(k)$  为高斯型模型白噪声,方差为  $\mathbf{Q}(k)$ 。

量测方程为

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}(k) \mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k) \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{Z}(k)$  是  $k$  时刻系统量测变量;  $\mathbf{H}(k)$  是系统观测矩阵;  $\mathbf{X}(k)$  是  $k$  时刻系统状态变量;  $\mathbf{V}(k)$  为高斯型模型白噪声,方差为  $\mathbf{R}(k)$ 。各模型之间的转移由马尔可夫转移矩阵确定,其中,元素  $P_{ij}$  表示目标由第  $i$  个运动模型转移至第  $j$  个运动模型的概率,概率转移矩阵为

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} P_{11} & \cdots & P_{1r} \\ \vdots & & \vdots \\ P_{r1} & \cdots & P_{rr} \end{bmatrix} \quad (3)$$

标准 IMM 算法包含 4 个步骤,即输入交互、滤波器滤波、模型概率更新和输出交互<sup>[5-7]</sup>。

1) 输入交互(模型  $j$ )。

由目标的状态估计  $\hat{\mathbf{X}}_j(k-1|k-1)$  与每一个滤波器的模型概率  $\mu_j(k-1)$  得到  $\hat{\mathbf{X}}_{0j}(k-1|k-1)$  和协方差  $\mathbf{P}_{0j}(k-1|k-1)$ ,将混合估计作为当前循环的初始状态。其中,  $\mu_j(k-1)$  为模型  $j$  在  $k-1$  时刻的概率。具体的参数计算如下所述,其中,  $\forall i, j \in M$ 。

模型  $j$  的预测概率(归一化常数)为

$$\bar{c}_j = \sum_{i=1}^r p_{ij} \mu_j(k-1) \quad (4)$$

模型  $i$  到模型  $j$  的混合概率为

$$\mu_{ij}(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^r p_{ij} \mu_j(k-1) / \bar{c}_j \quad (5)$$

模型  $j$  混合状态估计为

$$\hat{\mathbf{X}}_{0j}(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^r \mathbf{X}_i(k-1|k-1) \mu_{ij}(k-1|k-1) \quad (6)$$

模型  $j$  的混合协方差估计为

$$\mathbf{P}_{0j}(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^r \mu_{ij}(k-1|k-1) \{ \mathbf{P}_i(k-1|k-1) + [\hat{\mathbf{X}}_i(k-1|k-1) - \hat{\mathbf{X}}_{0j}(k-1|k-1)] \cdot [\hat{\mathbf{X}}_i(k-1|k-1) - \hat{\mathbf{X}}_{0j}(k-1|k-1)]^T \} \quad (7)$$

2) Kalman 滤波器滤波(模型  $j$ )。

以  $\hat{\mathbf{X}}_{0j}(k-1|k-1)$ ,  $\mathbf{P}_{0j}(k-1|k-1)$  及  $\mathbf{Z}(k)$  作为输入进行 Kalman 滤波,来更新预测状态  $\hat{\mathbf{X}}_j(k|k)$  和滤波协方差  $\mathbf{P}_j(k|k)$ 。

预测

$$\hat{\mathbf{X}}_j(k|k-1) = \Phi_j(k-1) \hat{\mathbf{X}}_{0j}(k-1|k-1) \quad (8)$$

预测误差协方差为

$$\mathbf{P}_j(k|k-1) = \Phi_j(k-1) \mathbf{P}_{0j}(k-1|k-1) \Phi_j^T(k-1) + \mathbf{G}_j \mathbf{Q}_j \mathbf{G}_j^T \quad (9)$$

Kalman 增益为

$$\mathbf{K}_j(k) = \mathbf{P}_j(k|k-1) \mathbf{H}^T [ \mathbf{H} \mathbf{P}_j(k|k-1) \mathbf{H}^T + \mathbf{R} ]^{-1} \quad (10)$$

滤波

$$\hat{\mathbf{X}}_j(k|k) = \hat{\mathbf{X}}_j(k|k-1) + \mathbf{K}_j(k) [ \mathbf{Z}(k) - \mathbf{H}(k) \hat{\mathbf{X}}_j(k|k-1) ] \quad (11)$$

滤波协方差为

$$P_j(k|k) = [I - K_j(k)H(k)]P_j(k|k-1)。(12)$$

3) 模型概率更新。

采用似然函数来更新模型概率 $\mu_j(k)$ ,模型 $j$ 的似然函数为

$$A_j(k) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |S_j(k)|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \mathbf{v}_j^T S_j^{-1}(k) \mathbf{v}_j\right\} (13)$$

式中:

$$\mathbf{v}_j(k) = \mathbf{Z}(k) - \mathbf{H}(k)\hat{\mathbf{X}}_j(k|k-1) (14)$$

$$S_j(k) = \mathbf{H}(k)P_j(k|k-1)\mathbf{H}(k)^T + \mathbf{R}(k) (15)$$

则模型 $j$ 的概率为

$$\mu_j(k) = A_j(k) \bar{c}_j / c (16)$$

式中,  $c = \sum_{j=1}^m A_j(k) \bar{c}_j(k)$  为归一化常数。

4) 输出交互。

基于模型概率,对每一个滤波器的估计结果加权合并,得到总的状态估计和总的协方差估计。

总的状态估计为

$$\hat{\mathbf{X}}(k|k) = \sum_{j=1}^r \hat{\mathbf{X}}_j(k|k) \mu_j(k) (17)$$

总的协方差估计为

$$P(k|k) = \sum_{j=1}^r \mu_j(k) \{P_j(k|k) + [\hat{\mathbf{X}}_j(k|k) - \hat{\mathbf{X}}(k|k)] \cdot [\hat{\mathbf{X}}_j(k|k) - \hat{\mathbf{X}}(k|k)]^T\}。(18)$$

## 2 运动模型集

经典 IMM 算法的运动模型集中包含常见的匀速运动(CV)模型和匀加速(CA)运动模型,在目标高速运动过程中会出现模型失配现象,尤其在转弯航迹中跟踪效果明显不足<sup>[8]</sup>。而“当前”统计模型作为一种较为理想的自适应调整模型,适应性较之前的模型大大提高,并且跟踪滤波的误差变化相对稳定。修正转弯模型可以较好地解决由大范围运动带来的坐标耦合误差,从而能实现对转弯目标快速跟踪。本文将融入带有加速度估计的“当前”统计(CS)模型和修正转弯(MCT)模型,弥补经典 IMM 算法在转弯时加速度的自适应处理,使航迹跟踪更加精确、稳定<sup>[9]</sup>。

### 2.1 匀速运动(CV)模型

当目标在二维平面内做匀速运动时, $k$ 时刻目标离散系统的状态方程为

$$\mathbf{X}(k+1) = \Phi(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{G}(k)\mathbf{W}(k) (19)$$

式中: $\mathbf{X}(k) = [x(k), \dot{x}(k), y(k), \dot{y}(k)]^T$ 为 $k$ 时刻的系统状态矢量,其中, $x(k), \dot{x}(k), y(k)$ 和 $\dot{y}(k)$ 分别为横轴和纵轴的位置分量、速度分量; $\Phi(k)$ 是系统状态转移矩阵; $\mathbf{G}(k)$ 是系统噪声转移矩阵; $\mathbf{W}(k)$ 是高斯型模型白噪声,方差为 $\mathbf{Q}(k)$ 。

$k$ 时刻目标离散系统的量测方程为

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k) (20)$$

系统状态转移矩阵为

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} (21)$$

式中, $T$ 是采样间隔。

系统噪声转移矩阵为

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T/2 & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix} (22)$$

系统观测矩阵为 $\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$ 。

### 2.2 “当前”统计(CS)模型

设采样间隔为 $T$ ,则离散方程为

$$\mathbf{X}(k+1) = \Phi(k+1, k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{U}\bar{a} + \mathbf{W}(k) (23)$$

式中, $\mathbf{W}(k)$ 是均值为0、方差为 $\mathbf{Q}(k)$ 的白噪声。

系统状态转移矩阵为

$$\Phi(k+1, k) = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{1}{\alpha}(-1 + \alpha T + e^{-\alpha T}) \\ 0 & 1 & \frac{1}{\alpha}(1 - e^{-\alpha T}) \\ 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix} (24)$$

系统噪声转移矩阵为

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\alpha} \left( -T + \frac{\alpha T^2}{2} + \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha} \right) \\ T - \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha} \\ 1 - e^{-\alpha T} \end{bmatrix} (25)$$

噪声方差为

$$\mathbf{Q}(k) = 2\alpha\sigma_x^2 \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{12} & q_{22} & q_{23} \\ q_{13} & q_{23} & q_{33} \end{bmatrix} (26)$$

式中:

$$\begin{cases} q_{11} = \frac{1}{2\alpha^3} [1 - e^{-2\alpha T} + 2\alpha T + \frac{2\alpha^3 T^3}{3} - 2\alpha^2 T^2 - 4\alpha T e^{-\alpha T}] \\ q_{12} = q_{21} = \frac{1}{2\alpha^4} [e^{-2\alpha T} + 1 - 2e^{-\alpha T} + 2\alpha T e^{-\alpha T} - 2\alpha T + \alpha^2 T^2] \\ q_{13} = q_{31} = \frac{1}{2\alpha^3} [1 - e^{-2\alpha T} - 2\alpha T e^{-\alpha T}] \\ q_{22} = \frac{1}{2\alpha^3} [4e^{-\alpha T} - 3 - e^{-2\alpha T} + 2\alpha T] \\ q_{23} = q_{32} = \frac{1}{2\alpha^2} [e^{-2\alpha T} + 1 - 2e^{-\alpha T}] \\ q_{33} = \frac{1}{2\alpha} [1 - e^{-2\alpha T}] \end{cases}; (27)$$

$\sigma_x^2$  为加速度方差;  $T$  为采样间隔。

在经典 Kalman 滤波算法中,若把  $\ddot{x}(k)$  加速度的一步预测值  $\hat{\ddot{x}}(k|k-1)$  看作在  $k$  时刻的当前加速度即随机机动加速度的均值,就可得到加速度的均值自适应算法<sup>[10]</sup>。

加速度方差为

$$\sigma_x^2 = \begin{cases} \frac{4-\pi}{\pi} [a_{\max} - \hat{a}_x(k|k)]^2 & \hat{a}_x(k|k) \geq 0 \\ \frac{4-\pi}{\pi} [a_{-\max} - \hat{a}_x(k|k)]^2 & \hat{a}_x(k|k) < 0 \end{cases} \quad (28)$$

式中,  $a_{\max}, a_{-\max}$  为目标在  $X$  轴方向所能达到的最大正、负加速度,  $Y$  轴方向的  $\sigma_y^2$  可仿照  $X$  轴方向的  $\sigma_x^2$  进行计算。航迹目标的加速度均值越大,过程噪声方差越小,跟踪算法越精确。反之,则过程噪声方差越大,跟踪精度越低<sup>[11-12]</sup>。

### 2.3 修正转弯 (MCT) 模型

航迹目标转弯模型离散的状态方程和量测方程可分别表示为

$$X(k+1) = \Phi(k+1, k)X(k) + G(k)W(k) \quad (29)$$

$$Z(k) = H(k)X(k) + V(k) \quad (30)$$

式中:  $X(k) = [x(k), \dot{x}(k), y(k), \dot{y}(k), a(k)]^T$  为  $k$  时刻的状态矢量,其中,  $x$  和  $y$  分别为目标位移,  $\dot{x}$  和  $\dot{y}$  分别为对应的速度分量;  $a(k)$  为加速度。

系统的状态转移矩阵为

$$\Phi(k) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(\omega T)}{\omega} & 0 & \frac{\cos(\omega T) - 1}{\omega} & 0 \\ 0 & \cos(\omega T) & 0 & -\sin(\omega T) & 0 \\ 0 & \frac{1 - \cos(\omega T)}{\omega} & 1 & \frac{\sin(\omega T)}{\omega} & 0 \\ 0 & \sin(\omega T) & 0 & \cos(\omega T) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix} \quad (31)$$

式中:  $T$  为采样间隔;  $\omega$  为转弯角速度,单位为  $\text{rad/s}$ ,  $\omega > 0$  表示左转弯,  $\omega < 0$  表示右转弯,  $\omega = 0$  表示目标做匀速直线运动。

噪声驱动矩阵为

$$G(k) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 - e^{-\alpha T} \end{bmatrix} \quad (32)$$

系统观测矩阵为  $H(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ 。

### 2.4 模型集转移概率

模型转移概率的马尔可夫矩阵设定为

$$P = \begin{bmatrix} 0.950 & 0.015 & 0.035 \\ 0.015 & 0.950 & 0.035 \\ 0.035 & 0.015 & 0.950 \end{bmatrix}$$

## 3 算法仿真与结果分析

本文采用 Matlab 进行仿真,通过对目标运动轨迹 100 次蒙特卡罗滤波跟踪来检验算法的有效性。

假设目标按表 1 所示的情况运动,初始位置坐标  $[0, 15\ 000]$ ,初始速度  $v_x = 270 \text{ m/s}, v_y = 0 \text{ m/s}$ ,其航迹仿真结果如图 2 所示。仿真采用理想轨迹加入随机噪声来模拟测量数据,进行不同的滤波处理,得到相应的对比结果,并且误差控制在合理范围内。

表 1 目标运动模型参数

Table 1 The parameters of target motion model

序号	运动周期/s	运动状态	加速度/( $\text{m} \cdot \text{s}^{-2}$ )
1	1 ~ 60	匀速	0
2	61 ~ 120	左转	5
3	121 ~ 180	右转	5
4	181 ~ 240	右转	10
5	241 ~ 300	左转	10
6	301 ~ 360	左转	5
7	361 ~ 420	右转	5
8	421 ~ 500	匀速	0

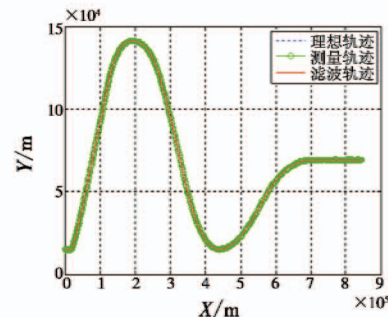
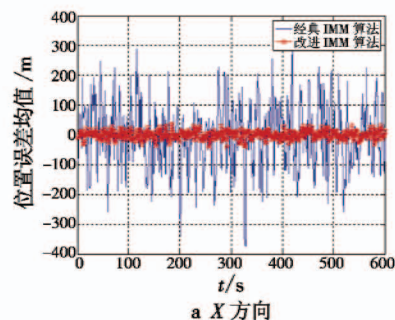


图 2 目标运动轨迹

Fig. 2 The track of the target

图 2 所示为目标在一定时间内以不同加速度运动的运动轨迹,目标运动轨迹经过改进 IMM 算法滤波处理得到的结果与相同条件下经过经典 IMM 算法处理的结果进行比较。结果比较如图 3 ~ 图 5 所示。



a X 方向

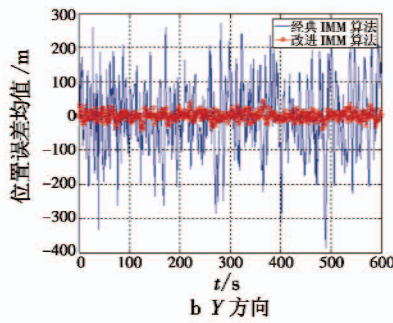


图3 X与Y方向位置误差均值

Fig.3 Comparison of average position error in X and Y directions

图3表示航迹的X方向与Y方向的位置数据经过改进IMM算法滤波处理与经典IMM算法滤波处理得到的误差均值,可以看出,改进IMM算法的处理结果误差整体要小于经典IMM算法。

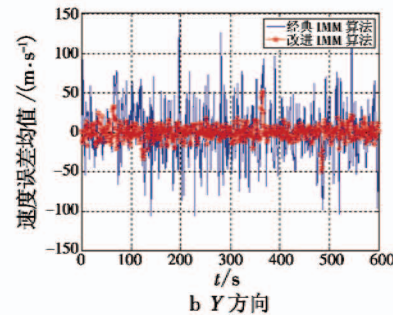
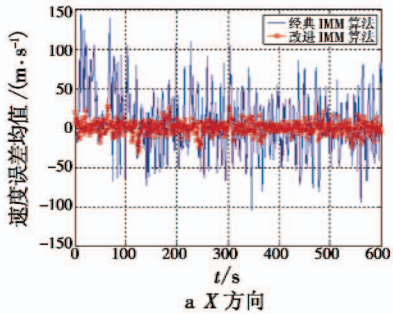


图4 X与Y方向速度误差均值

Fig.4 Comparison of average velocity error in X and Y directions

图4表示航迹的X方向与Y方向的速度数据经过改进IMM算法滤波处理与经典IMM算法滤波处理得到的误差均值,可以看出,改进IMM算法的处理结果误差整体要小于经典IMM算法。

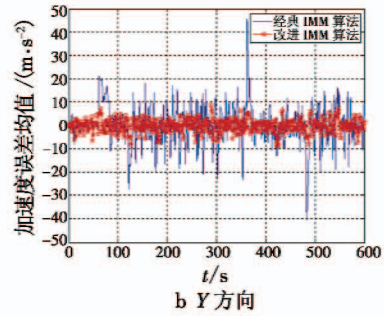
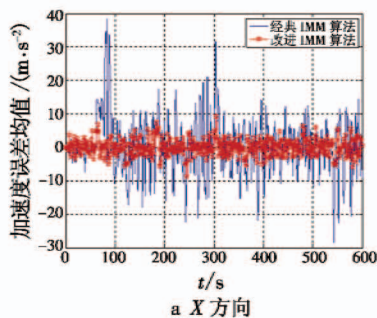


图5 X与Y方向加速度误差均值

Fig.5 Comparison of average acceleration error in X and Y directions

图5表示航迹的X方向与Y方向的加速度经过改进IMM算法滤波处理与经典IMM算法滤波处理得到的误差均值,可以看出,改进IMM算法的处理结果整体要优于经典IMM算法。改进IMM算法适合不同加速度的航迹跟踪,并且跟踪效果好于标准IMM算法。

经典IMM算法的运行时间为0.624s,改进IMM算法的运行时间为1.204s。可以看出,由于运动模型集的计算量增大,算法运行的时间也增加了,但从其他方面看,跟踪的效果有较好的提高。

### 4 ADS-B 实际数据测试结果

通过ADS-B接收机获取某飞机当天的实际ADS-B数据,选取180组ADS-B经、纬度数据,对改进IMM算法与经典IMM算法进行比较实验。图6为实际数据经过经典IMM算法与改进IMM算法滤波处理后的结果。

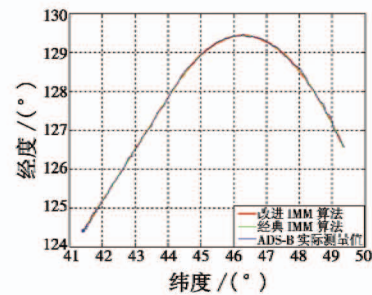
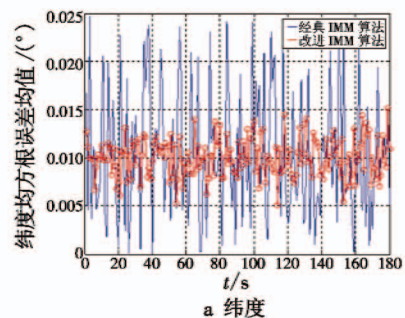


图6 ADS-B 实际数据与滤波结果

Fig.6 ADS-B actual data and filtering results

图7所示为经纬度均方根误差均值。



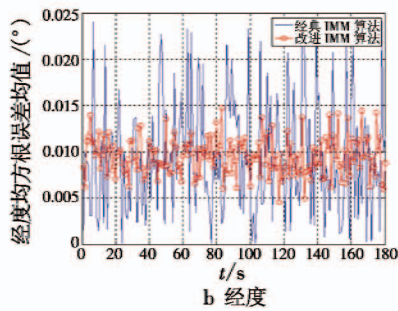


图 7 经纬度均方根误差均值

Fig. 7 Comparison of average root mean square error in longitude and latitude

由图 7 可以看出,改进 IMM 算法在经、纬度数据的均方根误差结果整体小于经典 IMM 算法,并且稳定在一定范围内。

经典 IMM 算法的运行时间为 0.0139 s,改进 IMM 算法的运行时间为 0.0312 s。由于改进后模型集的计算量增加,所以在时间的消耗上改进 IMM 算法多于经典 IMM 算法,但并不影响整体运算效果。

## 5 结论

本文研究的算法选用“当前”统计(CS)模型、修正转弯模型(MCT)作为模型集,弥补了经典 IMM 算法对转弯目标的跟踪问题,并且具有较强的自适应能力,不需要建立过多的运动模型。通过模拟航迹数据与 ADS-B 设备实测采集数据进行验证,结果表明:改进 IMM 算法的滤波结果在位置、速度和加速度方面均优于经典 IMM 算法,并且时间消耗也在合理范围内。本文研究的结果对 ADS-B 航迹目标快速精确跟踪具有一定借鉴意义。

## 参考文献

[1] 张朝柱,杜瑞敏. 基于 IMM 算法的高机动目标航迹滤

波在 ADS-B 中的应用[J]. 应用科技,2016,43(5):24-29,34.

- [2] 黄伟平,徐毓,王杰. 基于改进“当前”统计模型的转弯机动跟踪算法[J]. 控制与决策,2011,26(9):1412-1416.
- [3] 苗伟,李昌玺,吴聪. 基于修正转弯模型的交互多模型跟踪算法[J]. 现代防御技术,2015,43(3):113-118.
- [4] 戴定成,姚敏立,蔡宗平,等. 改进的马尔可夫参数自适应 IMM 算法[J]. 电子学报,2017,45(5):1198-1205.
- [5] GAO L, XING J P, MA Z L, et al. Improved IMM algorithm for nonlinear maneuvering target tracking[J]. Procedia Engineering, 2012, 29:4117-4123.
- [6] 李明锁,井亮,邹杰,等. 结合扩展卡尔曼滤波的 Cam-Shift 移动目标跟踪算法[J]. 电光与控制,2011,18(4):1-5.
- [7] LI Z G, DUAN H J. A novel adaptive tracking algorithm for maneuvering targets[C]//Proceedings of the International Conference on Computer Design and Applications, 2010:431-435.
- [8] 张亮亮,周峰,徐彤. 新的“S-蛇形”机动目标模型及跟踪方法研究[J]. 电光与控制,2012,19(9):13-16,22.
- [9] WU J F, HUANG S C, HE G J, et al. H filter and IMM algorithm applied on target tracking problem[J]. International Journal of Control and Automation, 2015, 8(8):297-308.
- [10] 周波,黄小宝,程颖,等. 基于 ADS-B 的低空飞行航迹预测[J]. 电光与控制,2015,22(7):17-21.
- [11] LEE B J, PARK J B, JOO Y H, et al. Intelligent Kalman filter for tracking a maneuvering target[J]. IEE Proceedings: Radar, Sonar and Navigation, 2005, 151(6):344-350.
- [12] 陈映,程臻,文树梁. 适用于模型失配时的改进 IMM 算法[J]. 系统工程与电子技术,2011,33(12):2593-2597.

## 下 期 要 目

大型高精度转台控制系统研究

非完整移动多机器人系统有限时间一致性控制

组合时延预测的无人机传感器故障诊断研究

基于改进 SIFT 算法的单目 SLAM 图像匹配方法

多元自回归控制图在计量保证法案中的应用

ARINC661 座舱显示系统离线检测技术研究

新型舰炮对海作战能力需求分析

基于区间数及 DS 证据理论的多传感器航迹关联方法

基于状态扩增的 MEMS 陀螺随机误差实时滤波研究

基于差分进化算法的捷变频雷达频率预测方法

基于自适应步长的空空导弹攻击区解算方法

基于神经自抗扰控制的交流伺服系统分数阶控制